

单像素成像相关图像处理算法综述

黄威¹, 焦述铭^{2*}, 肖昌炎^{1**}

¹ 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082;

² 鹏城实验室, 广东 深圳 518055

摘要 单像素成像作为一种新型成像技术,因具有探测器成本低、成像范围广等特点在遥感成像、高光谱成像、激光雷达探测等领域具有广泛的应用前景。由于单像素成像具有独特的成像机制和框架,通常需要设计专门的图像处理算法。本综述根据单像素成像的发展历程,详细介绍了单像素成像在图像分类、运动物体成像、盲重建、图像加密和隐藏、边缘检测、照明图案优化、低采样率图像质量提升等方面的研究进展,并对单像素成像相关图像处理算法的未来方向进行了简要讨论。

关键词 成像系统; 单像素成像; 鬼成像; 图像处理算法; 分类与识别; 加密与隐藏; 深度学习

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1011021

Image Processing Algorithms Related to Single-Pixel Imaging: A Review

Huang Wei¹, Jiao Shuming^{2*}, Xiao Changyan^{1**}

¹ College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha, Hunan 410082, China;

² Peng Cheng Laboratory, Shenzhen, Guangdong 518055, China

Abstract Single-pixel imaging (SPI) as a new imaging technology with low cost of detectors and wide imaging range has wide applications in remote sensing imaging, hyperspectral imaging, and lidar detection, etc. Since SPI has a unique imaging mechanism and framework, specialized image processing algorithms need to be designed. This review, based on the development of SPI, describes the research progresses of SPI in image classification, moving object imaging, blind reconstruction, image encryption and hiding, edge detection, illumination pattern optimization, low-sampling rate image quality improvement. In addition, we briefly discuss the future directions of image processing algorithms related to SPI.

Key words imaging systems; single-pixel imaging; ghost imaging; image processing algorithm; classification and recognition; encryption and hiding; deep learning

OCIS codes 110.1758; 100.4998; 200.4260

1 引言

单像素成像(SPI)是一种新型的成像技术,通过不同的照明图案依次调制目标物体所在的光场,使用没有空间分辨率的单像素传感器记录一维光场信号,然后根据照明图案和单像素信号的关联性重建

物体的图像。按照光场调制方式的不同,单像素成像可以分为主动单像素成像和被动单像素成像。主动单像素成像源于鬼成像(GI)技术,已经历了几十年的发展:鬼成像最初由 Pittman 等^[1]使用的自发参量下转换产生的纠缠光子来解释;又经 Bennink 等^[2]证实经典光源在鬼成像中的可行性,

收稿日期: 2021-02-01; 修回日期: 2021-02-28; 录用日期: 2021-03-05

基金项目: 国家自然科学基金(61805145)

* E-mail: jiaoshm@pcl.ac.cn; ** E-mail: c.xiao@hnu.edu.cn

将鬼成像从量子领域引入到经典光学领域;随着热光场鬼成像的可行性证明^[3]以及无透镜鬼成像技术^[4]的出现,鬼成像技术得到了较快的发展^[5-11],此阶段,系统依靠激光光束和旋转毛玻璃产生照明光场,桶(单像素)传感器需传统的像素单元阵列相机配合来完成双光路关联图像重建;随着技术的突破,Shapiro^[12]提出了计算鬼成像的概念,出现了使用空间光调制器(SLM)或数字微镜阵列(DMD)代替旋转毛玻璃^[13]或者使用数字投影仪(DLP)产生照明图案^[14]实现单通道图像重建的方案,它们也是目前常用的单像素成像方案。被动单像素成像源于单像素相机(SPC)^[15],依靠系统内部的 DMD 完成对外界空间光的调制,无需主动向空间发射光束。此外因为 DMD 的快速响应机制和信号采集过程无需曝光时间,SPC 的采集速度在一定条件下可以快于普通相机。单像素成像因独特的成像机制,受到了越来越多的学者的关注^[16-18]。

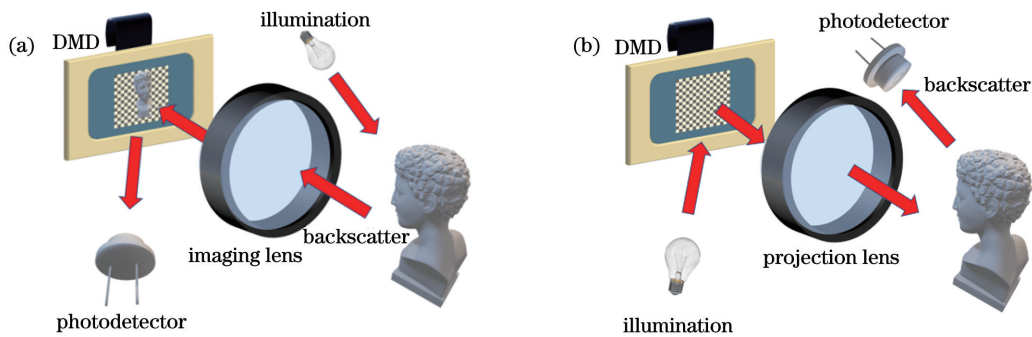


图 1 单像素成像实验装置^[16]。(a)被动单像素成像;(b)主动单像素成像

Fig. 1 Single-pixel imaging experimental devices^[16]. (a) Passive single-pixel imaging; (b) active single-pixel imaging

单像素成像依靠单像素信号序列与照明图案序列的关联性重建二维物体图像,这区别于传统相机的成像方式,导致原有处理普通照片的各种算法不能得到预期的结果,所以需要为单像素成像量身构造专门的图像处理算法。随着单像素成像的发展,出现了众多基于单像素成像的图像处理算法。本文将重点介绍在单像素成像框架下的图像分类、运动物体成像、盲重建、图像加密和隐藏、边缘检测、照明图案优化、低采样率图像质量提升等图像处理任务的发展现状,并对相关的算法研究进行了一定的总结。

2 单像素成像相关图像处理算法概述

如图 2 所示,从单像素成像中可扩展出多种图像处理算法。这些算法针对单像素成像系统中的某个部分进行优化,或者利用整个成像过程完成某些

主动单像素成像和被动单像素成像的装置略有差异。在主动单像素成像中,调制器放置在光源前方,光源产生的光束经过调制器后生成调制照明图案,然后照射向物体;在被动单像素成像中,调制器放置在传感器前方,光线经由物体反射后再通过调制器调制。但两者的工作机制类似,典型的主动单像素成像系统和被动单像素成像系统如图 1 所示,两个系统都由 DMD、光源和单像素传感器组成,只是在光线依次经过的装置的顺序上有所差别。相比于传统的成像方法,单像素成像使用较为廉价的单像素探测器替代像素单元阵列探测器,尤其在非可见光波段可发挥成本优势^[16],并且可以完成非视域成像和弱光成像等传统相机较难完成的任务。在之前的工作中,单像素成像已经用于不同的领域,如太赫兹成像^[19-21]、遥感成像^[22]、三维成像^[14,23-25]、显微成像^[26-27]、散射成像^[28]、高光谱成像^[29]、红外成像^[30]、雷达探测^[31-33]和气体泄漏监测^[34]等。

特定任务。

2.1 单像素成像原理

主动单像素成像和被动单像素成像的图像重建原理相同。假设 DMD 调制的强度图像或者 DLP 产生的随机结构光图像为 $P_i(x, y)$, 其中 $i=1, 2, \dots, M$ 表示第 i 次测量, M 为测量总次数, (x, y) 表示图像坐标。 $P_i(x, y)$ 与目标图像 $I(x, y)$ 作用后产生的光束被镜头收集, 然后由没有空间分辨率的单像素传感器捕获到一维的强度信号 S_i , 根据 $P_i(x, y)$ 与目标图像 $I(x, y)$ 的关联性可以得到

$$S_i = \iint P_i(x, y) I(x, y) dx dy. \quad (1)$$

经过 M 次测量后, 目标图像的估计值 $I^*(x, y)$ 可以根据 $P_i(x, y)$ 和 S_i 的二阶相关性获取:

$$I^*(x, y) \approx \langle S_i P_i(x, y) \rangle - \langle S_i \rangle \langle P_i(x, y) \rangle, \quad (2)$$

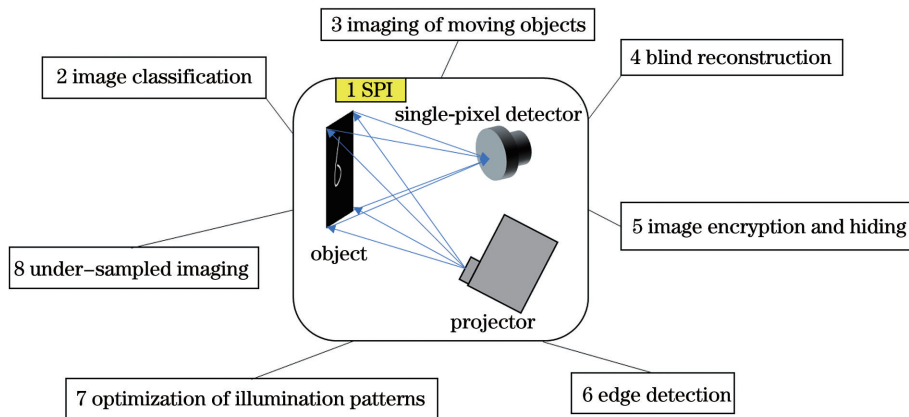


图 2 单像素成像相关图像处理算法

Fig. 2 Image processing algorithms related to single-pixel imaging

式中： $\langle \cdot \rangle$ 表示 M 次测量的平均值。随着测量次数 M 的增加， $I^*(x, y)$ 将越来越接近真实的目标图像。但往往需要数千次测量才能重建出信噪比较高的目标图像，为了减少测量次数，可以引入压缩感知 (CS) 算法^[35-40]。将照明图案转换成行向量构成的测量矩阵 \mathbf{A} ， \mathbf{A} 为 $M \times N$ 的矩阵且 $M \ll N$ 。将目标图像转换为列向量 \mathbf{T} ，那么在不考虑噪声的情况下，设测量信号构成的列向量为 \mathbf{S} ，则有

$$\mathbf{S} = \mathbf{AT}. \quad (3)$$

利用 CS 算法解决凸优化问题^[39]，重建的图像为

$$\min_{\mathbf{T}} \frac{1}{2} \|\mathbf{S} - \mathbf{AT}\|_2^2, \quad (4)$$

式中： $\|\cdot\|_2$ 表示 2 范数。利用压缩感知中的凸优化算法，可以减少图像重建所需要的测量次数，从而提高单像素成像系统的速度。另外还可采用正交变换基底 (如傅里叶变换^[41]、哈达玛变换^[42]、余弦变换^[43] 和小波变换^[44-45] 等) 作为照明图案进行单像素信号采集，之后通过对单像素传感器采集的信号进行响应的逆变换来恢复目标图像。该类方法也可以从欠采样的数据中重建出清晰图像，一定程度上缓解单像素成像采集时间过长的问题。

2.2 基于单像素成像的图像分类算法

在单像素成像研究中，如何获取高质量的二维图像一直是学者们关注的重点^[46]，然而即便使用目前最先进的图像重建算法，从一维的单像素信号中恢复二维图像的过程仍然相当耗时，并且在高压缩率的情况下也很难重建出高质量的目标图像^[47]。而对于图像的分类任务，研究者更多关注的是识别分类结果而不是图像本身，因此尝试直接从单像素传感器采集的一维信号中实现图像的识别分类，跳过耗时的图像重建步骤，就可以实现基于单像

素成像系统的图像快速分类。2007 年，Davenport 等^[48] 采用广义最大似然估计准则设计了粉碎滤波器，该滤波器可以在测量域中直接进行目标识别，为在压缩域进行图像识别和分类提供了思路。Calderbank 等^[49] 从理论上证明了在压缩域中学习的可能，且压缩域中的线性核支持向量机的分类精度与数据域中最好的线性阈值分类器精度相当。基于上述事实，机器学习方法在单像素成像领域的应用得到了推广^[50-51]。最近几年也出现了新的图像分类策略，如 Chen 等^[52] 基于傅里叶光谱提出了单像素非成像感知哈希算法，该算法通过计算目标图像与样本集图像之间的哈希距离，利用阈值对哈希距离进行进一步分析，完成图像分类。Li 等^[53] 使用了一种新的环形扇形图作为照明图案，结合时间相关的单光子计数装置生成点云簇，利用类似支持向量机的方法实现多目标分类。Zhu 等^[54] 同样使用时间相关的单光子计数装置，通过记录调制图案信号和光子信号，借助阈值实现信号的二值化，并将结果作为图像特征，从而完成分类任务。该类方法可以直接跳过图像重建步骤，直接通过一维单像素信号完成对物体的识别或分类，其较快的识别速度推动了单像素成像在图像识别和分类中的发展。

随着深度学习的广泛应用，不少学者将深度神经网络系统推广到了单像素成像系统中。如 He 等^[55] 使用具有输入层、三个隐含层和输出层的深度神经网络 (DNN)，通过输入单像素信号来完成手写数字的识别。实际上，在单像素成像过程中，假设物体图案共有 N 个像素，可以用一个长度为 N 的向量表示，即 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ ，照明图案与物体图案尺寸相等，也可以写成长度为 N 的向量，即 $\mathbf{W} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N]^T$ 。则单像素传感器记录的强

度值 y 可以表示为 $y = w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_N x_N$, 即 $\langle \mathbf{X}, \mathbf{W} \rangle = y$, 这与神经网络中输入层到隐含层的线性计算过程相同, 如图 3 所示。基于该特性, 本课题组^[56]提出了一种基于单像素成像的光学机器学习网络框架(MLSPI), 利用单层感知机网络训练照

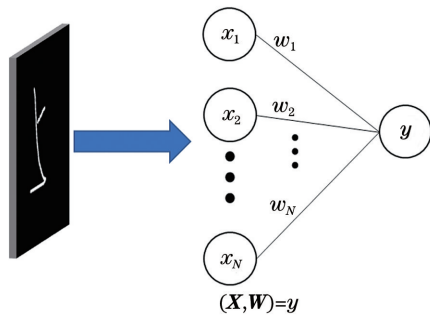


图 3 单像素成像与神经网络结构

明图案序列, 实现对目标的全光学分类。单像素机器学习实验装置与传统的单像素成像装置相同, 系统由投影仪、单像素传感器、数据转换器和目标图像组成。利用单层感知机训练适合数据集分类的照明图案, 然后将训练后的照明图案依次投射到待分类

图片上, 通过比较单像素序列值的大小直接得到分类结果, 从而实现快速的线性分类。类似的工作还有: Limbacher 等^[57]通过训练权重矩阵来优化空间调制光, 实现太赫兹图像分类; Bu 等^[58]使用类似单像素成像系统的基于模式选择图像转换(MSIC)的非线性光学技术, 将其与卷积神经网络(CNN)结合实现手写数据集的识别。此外, Lohit 等^[59]引入了更加复杂的 CNN, 网络结构如图 4 所示, 图像由 SPC 采集, 单像素向量通过图像与随机感知矩阵 Φ 乘积获取, 然后输入到 CNN 中进行训练, 训练后的网络可以直接通过单像素序列值特征来完成图像识别和分类。Adler 等^[60-61]提出了另一种 CNN 训练模型, 网络结构如图 5 所示, 训练过程中网络的输入为数据集图像。将照明图案作为卷积核融入到 CNN 中, 使得感知矩阵可以与非线性算子联合优化, 实现线性与非线性拟合的融合。另外, Fu 等^[62]也采用了类似的方案, 不同点在于训练过程分为了两个步骤, 首先同时训练优化照明图案和分类网络, 之后固定优化后的照明图案, 通过对网络再次进行训练来保证更高的分类识别精度。

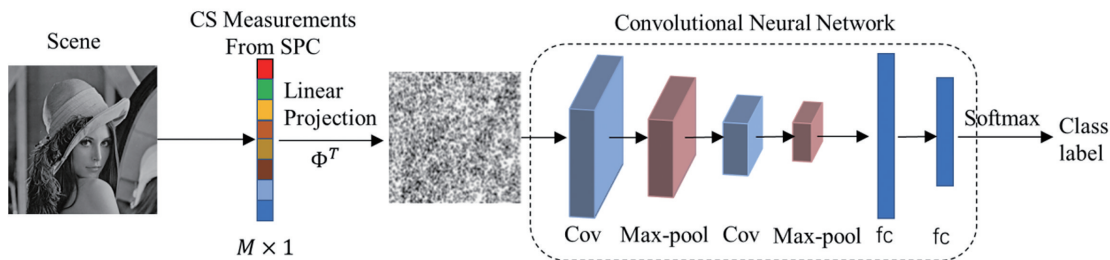


图 4 感知矩阵+CNN 结构^[59]

Fig. 4 Sensing matrix + CNN structure^[59]

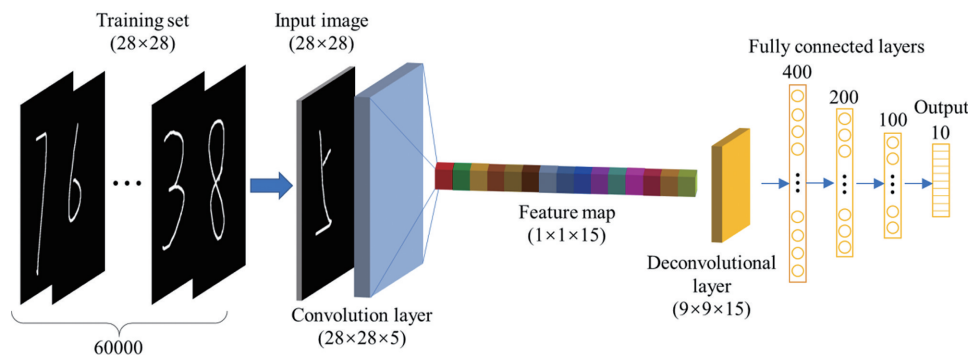


图 5 感知矩阵+非线性算子+CNN 结构^[61]

Fig. 5 Sensing matrix+nonlinear operator+CNN structure^[61]

含有机器学习方法的粉碎滤波器在不同采样率下的分类误差都大于深度神经网络方法, 而将照明图案与非线性算子联合优化的 CNN 的分类识别准确率更具优势。由于深度学习网络具有大量的非线

性激活函数, 随着网络结构复杂度的增加, 图像的识别和分类能力也得到提升, 这是一个线性分类模型无法做到的。但是网络复杂度的增加势必会加大计算复杂度, 使得系统运算时间延长。相反, 单层线性

感知机的准确率虽然不及深度学习方法,但因为整个过程几乎是以全光学的方式进行的,不需要任何的数字后处理,在识别速度上更占优势。使用者可以通过权衡计算效率与识别精度来选取合适的方法完成实际图像分类任务。目前这类论文中所使用的数据集都较为简单,对于复杂目标的单像素成像的快速识别和分类仍需要进一步的研究。

2.3 运动物体的动态单像素成像

在单像素成像的过程中,需要很多次数据采集才能重建出单张图片,因此对于运动物体,使用单像素成像采集视频时帧率就很难得到保证^[63],而如果在物体可被认为近似静止的短时间内完成采集,又会因采集次数少,图像重建质量差^[64]。所以在单像素成像领域,如何实现对运动物体图像的高质量重建是目前需要解决的一个问题。

不少学者针对这一问题提出了不同的解决方案。1)可以选取更优的照明图案,例如 Zhang 等^[65]通过实验证明了傅里叶变换鬼衍射图案可以有效地解决物体抖动造成的图像重建分辨率低的问题,从而在物体发生抖动的情况下依旧可以清晰成像。2)对照明图案进行运动补偿,Li 等^[66-67]将速度作为变量代入照明图案矩阵中,在数据采集的过程中令照明图案发生移动(平移或旋转),当照明图案的移动速度和方向与被测物体的移动状态相吻合时,两者就处于相对静止状态,从而抵消了物体移动造成的偏差。本课题组^[63]也通过改变照明图案来进行运动补偿,实验中使用遗传算法,以重建图像质量为目标函数,搜寻优化物体最优的平移或旋转速度。如图 6 所示,通过最优速度来对照明图案进行平移或者旋转,从而使图案与物体保持相对静止,提高图像重建的质量。测量结果如图 7 所示,可以发现,基于运动补偿图案的方法要明显优于静态成像方法。Li 等^[68]针对沿轴向运动的物体,通过改变照明图案的散斑尺寸,来缓解物体沿轴向运动造成的横向分辨率降低的问题,实现对目标的清晰重建。Jiang 等^[69]使用一张狭长的照明图案,在物体移动速度已知的情况下根据速度选取照明图案子区域,使得不同子区域始终对应移动物体,进而可采取针对静止物体的单像素重建公式完成图像重建。3)图像跟踪,将单像素成像过程中的时域空间划分为若干个周期,利用相关公式对每个短周期的图像进行近似静态方式重建,因照明图案数量受到周期时间限制,所以每个周期重建图像都较为模糊。基于模糊图像,Sun 等^[64,70]使用互相关公式获取两个不同时间

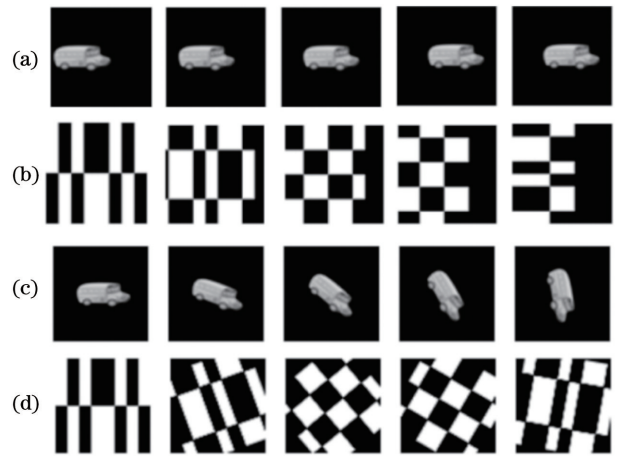


图 6 照明图案运动补偿^[63]。(a)(c)物体运动状态;
(b)(d)照明图案变换

Fig. 6 Motion compensation of illumination patterns^[63].
(a)(c) Object motion state; (b)(d) transform of illumination patterns

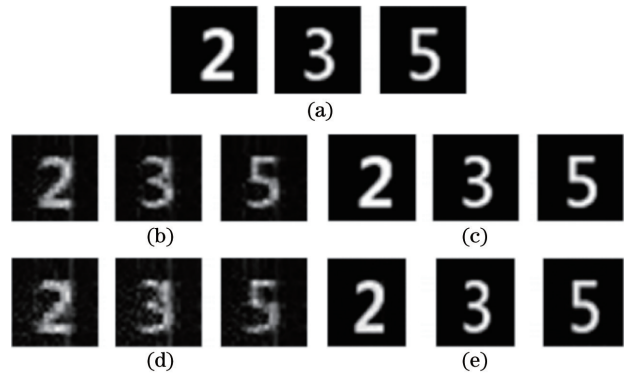


图 7 动态物体单像素成像仿真重建结果^[63]。(a)圆盘上的数字;(b)当圆盘每秒转 4 圈时,传统方法的重建结果;(c)当圆盘每秒转 4 圈时,照明图案运动补偿方法的重建结果;(d)当圆盘每秒转 8 圈时,传统方法的重建结果;(e)当圆盘每秒转 8 圈时,照明图案运动补偿方法的重建结果

Fig. 7 Simulation and reconstruction results of single pixel imaging of dynamic objects^[63]. (a) Numbers on the disc; (b) reconstructed results using conventional methods when the disc is rotated at 4 rounds per second; (c) reconstructed results using illumination pattern motion compensation method when the disc is rotated at 4 rounds per second; (d) reconstructed results using conventional methods when the disc is rotated at 8 rounds per second; (e) reconstructed results using illumination pattern motion compensation method when the disc is rotated at 8 rounds per second

周期内物体的位移量,Yang 等^[71]使用图像的低阶

矩获取不同周期内移动物体的质心和旋转角度方向。这两种方法都可以定位出每个周期内物体的位置,通过对在不同周期内重建的图像进行位置补偿,就可以重建出清晰的物体图像。该类方法不需要事先已知图像的移动方向和速度就能完成图像的清晰重建。最近 Huang 等^[72]对单像素成像中发生的不规则振动问题进行了研究,首先利用二值化遍历的方式搜寻模糊图像中目标中心位置,并选取信噪比较高且目标在同一位置的图像所对应的单像素信号组成新的信号集,然后用这些新的信号集对目标进行重建,也可以在一定程度上提高图像重建质量。

$$C(\Delta x) = \sum_{x=1}^{M'} G_k(x)G_l(x - \Delta x), \quad (5)$$

式中: k 和 l 为两个不同的周期; $G_l(x - \Delta x)$ 为 l 周期内重建的模糊图像经过位置补偿后的结果; x 为 k 周期物体位置; Δx 为 l 周期内求得的物体相对 k 周期物体的位移量; $C(\Delta x)$ 为互相关公式计算的结果。如果估计的 Δx 与真实的位移量相同,则 $C(\Delta x)$ 将取得最大值,利用(5)式可获取不同周期间物体的位移量。

$$\mu_{pq} = \iint x^p y^q G(x, y) dx dy, \quad (6)$$

式中: p 和 q 均为阶次。 $p=0, q=0$ 时为图像的零阶矩,此时 μ_{00} 表示图像 $G(x, y)$ 的整体强度; $p=1, q=0$ 和 $p=0, q=1$ 时为图像的 1 阶矩,此时 μ_{10} 和 μ_{01} 可以结合 μ_{00} 计算图像的质心;当 $p=2, q=0, p=1, q=1$ 以及 $p=0, q=2$ 时为图像的 2 阶矩,可以得到物体的尺寸和方向。通过上述过程可以获取不同周期间物体的位移量。

$$T(x, y) = \frac{1}{M'} \sum_{k=1}^K G_k(x - \Delta x_k, y - \Delta y_k), \quad (7)$$

式中: Δx_k 和 Δy_k 分别为物体在 x 方向和 y 方向的位移量; $T(x, y)$ 为最终重建的物体图像; $G_k(x - \Delta x, y - \Delta y)$ 为第 k 周期位置补偿后的模糊图像。

在上述动态单像素成像的三种解决方案中,优化照明图案的方法虽然可以解决物体抖动问题,但不能很好地对有平移、旋转和缩放的物体进行成像。而对照明图案进行运动补偿的方法可以很好地实现对移动和旋转物体的清晰成像,然而成像之前需要获知物体的运动状态和速度,虽然可以使用搜寻算法得到物体的运动速度,但是对于复杂运动的物体的运动状态和速度的判断仍然不足。此外,图像跟踪方法不需要事先对物体的运动状态进行判断,而是利用时域区间的信号对物体进行模糊重建后,使用不同的跟踪算法得到物体的相对位置,该方法对有混合运动的物体适应性更强。然而这些方法所针对的物体的运动状态较为单一,对于更加复杂运动或者高速移动物体的动态单像素成像仍然有待研究。在之后的研究中,有望引入深度神经网络来解决移动物体成像模糊的问题。

2.4 单像素成像盲重建

在单像素重建中,根据照明图案序列和采集的单像素强度信号可以重建出目标图案。但是在某些实际问题中,如遥感成像,大气湍流会阻止对照明图案的检测或评估,导致重建过程中图像退化^[73]。所以在未知照明图案的情况下对图像进行重建成为了解决该问题的一种途径。

Wang 等^[73]提出了一种端到端的神经网络(EENet),网络结构如图8所示。对单像素传感器

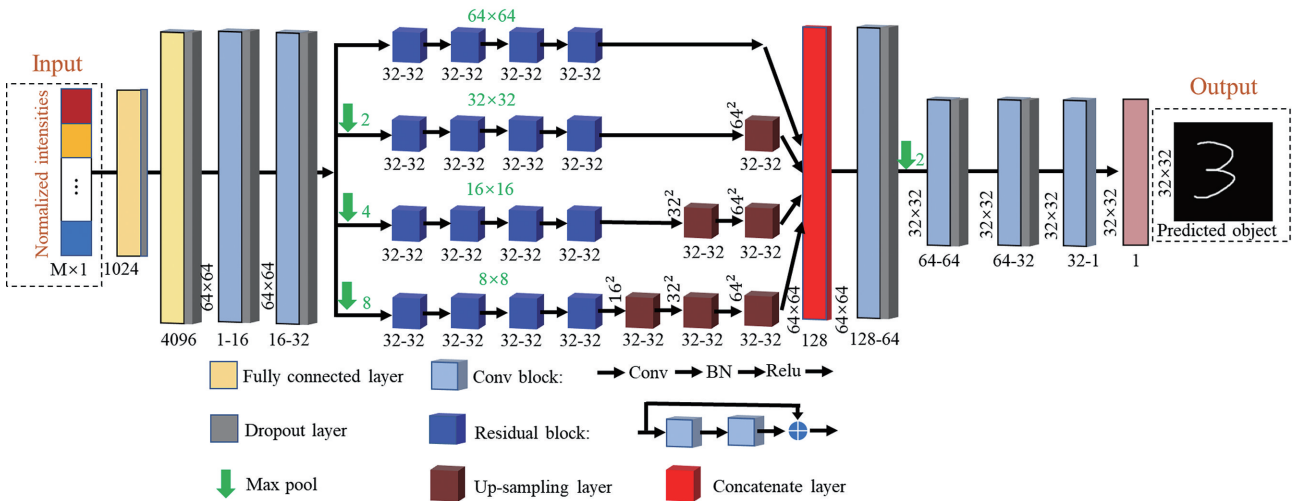


图 8 EENet 结构^[73]

Fig. 8 EENet architecture^[73]

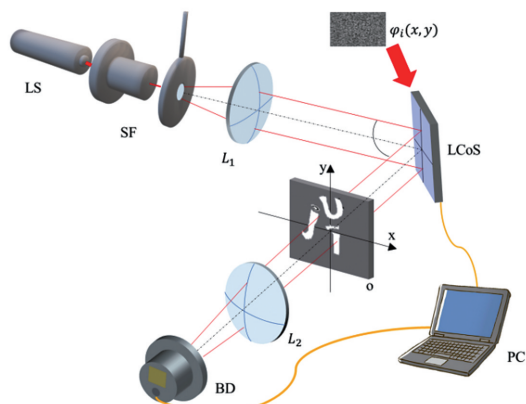


图 10 基于单像素成像的光学加密装置^[77]

Fig. 10 Scheme of optical encryption device based on single-pixel imaging^[77]

的用户才能利用单像素成像系统对密文解密。类似的工作还有:2012年,Tanha等^[78]提出基于计算鬼成像的光学加密,采用三通道 CMOS 相机作为信号采集装置,可以对彩色物体图像进行加密;2017年,Pan等^[79]采用混沌激光束代替空间相干激光束,因为混沌光具有良好的时间可控随机特性和二阶时间相关特性,所以可以重建出更高质量的信号。

但单像素加密系统还存在诸多问题:需要大量的照明图案序列,不利于图像重建和信息传输;从图像到单像素信号的加密过程为线性过程,容易被破解;使用选择明文攻击^[80],已知明文攻击^[80]和特定情况下唯密文攻击^[80]可以对单像素成像系统进行破解;使用基于伪造照明图案的攻击方式欺骗使用方^[81]。这都不利于单像素光学加密系统的安全性。针对这些问题,需要进一步增强加密系统的安全性。2015年,Chen等^[82]使用作为调制图的类迷宫图案[图 11 中, $P_1(x,y), \dots, P_N(x,y)$]和一个随机纯相位掩模来生成照明图案序列。相比随机纯相位掩模,类迷宫图需要更少的存储空间,利于信息的传输,且类迷宫的随机性高于图像加密,因此加密系统在不降低安全性的前提下提高了信息的传输效率。Sui等^[83]利用空间正交哈达玛矩阵迭代获取纯相位掩模,在密钥的传输过程中只需要传输一张主哈达玛矩阵,大大缩减了密钥的存储空间。Kong等^[84]在最初使用的自发参量下转换的鬼成像系统中提出一种基于空间相关经典双光束对的图像加密方法。该方法通过控制两个光通单元来操纵空间光调制器中信号和怠速光束的位置相关性,并将该相关性作为附加密钥实现双重加密,提高了系统的安全等级。另外,曹非等^[85]将桶探测器与空间

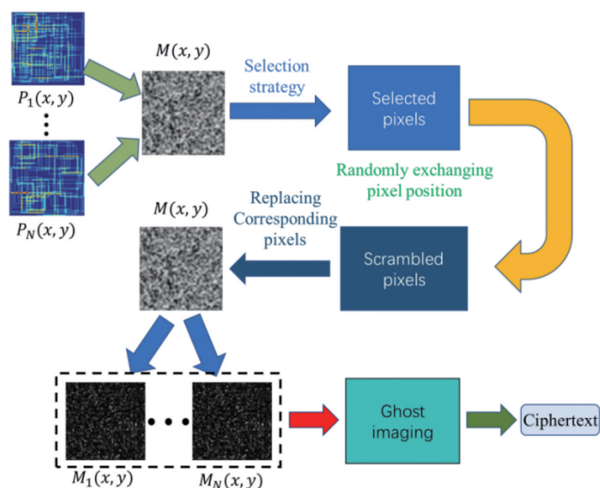


图 11 基于单像素成像的类迷宫光学加密系统^[82]

Fig. 11 Labyrinths optical encryption system based on single-pixel imaging^[82]

光调制器的距离作为第二密钥,也可以实现双重加密。Chen等^[86]对随机纯相位掩模进行稀疏化,并进一步将结果转换为三维空间的类粒子分布,如图 12 所示,从而可以产生更大的密钥空间。而Yuan等^[87]提出一种可逆矩阵调制的安全增强方案,如图 13 所示,将系统采集的一维单像素信号 $\{B_r\}$ 转换为二阶矩阵 C 后乘以可逆矩阵 Φ 得到密文 D 。该方案将可逆矩阵作为附加密钥实现双重加密,同时因为对一维单像素信号进行了转换,密文图案和照明图案的相关性降低,增加了明文攻击的难度。这些方案通过引入其他变量增加了加密系统的随机性,使得单像素成像加密系统的安全性得到了提高。

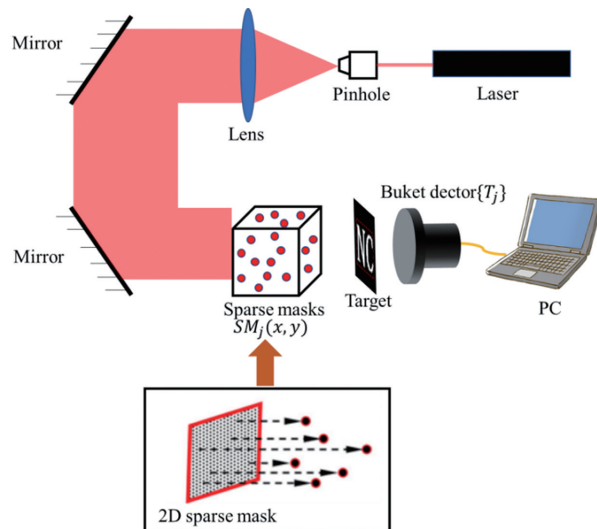


图 12 基于三维随机掩模空间的单像素加密系统^[86]

Fig. 12 Single-pixel encryption system based on 3D sparse space^[86]

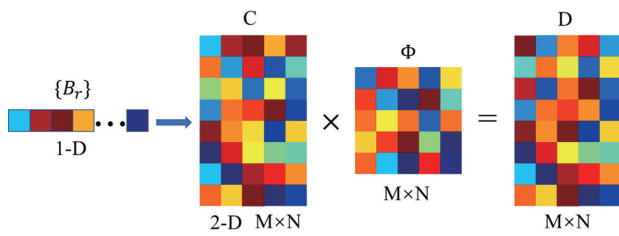


图 13 基于可逆矩阵调制的安全增强方案^[87]

Fig. 13 Security enhancement scheme based on reversible matrix modulation^[87]

还可以将加密图像融入到其他的数据空间中。Zhao 等^[88]提出了基于单像素成像、二维码和压缩感知技术的光学加密系统(QR-CGI-OE)。首先通过二维码对图像进行编码,然后利用单像素系统进行加密,因二维码具有纠错校验码机制,加密的信息可以更好应对噪声干扰。Qin 等^[89]提出了一种自定义数据容器来对加密数据进行编码。如图 14 所示,使用白色方格代表二进制 1,黑色代表二进制 0,利用 ASCII 码对数据进行编码,并且使用数据流密钥对源编码图像执行异或操作,然后与单像素加密系统组成双重加密系统。Kang 等^[90]提出了一种基于时域鬼成像和码分多址联接方式(CDMA)实现一到多光学加密传输方法。这个方法通过使用 CDMA 的位元序列来编码多个明文,并将编码信息重叠,进而组成传输信息。然后,发送端将传输信息加载到随机时域信号中,并将其发送给接收者。接收者使用没有时域分辨的桶探测器去接收信息,然后使用分享的随机时域信号去重建传输信息。由于

传输信息包含多组明文信息,只能使用正确的芯片序列获取相应的明文信息,同时实现同一信道的一对多安全传输。该方法将随机图像和位元序列作为密钥实现双重加密,增加了系统的安全性。

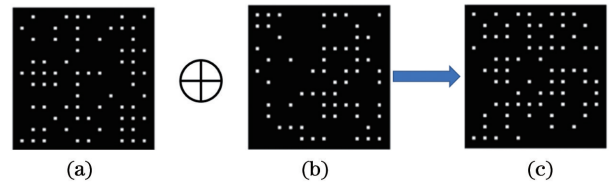


图 14 光学数据容器及其异或编码^[89]。(a)明文编码结果;(b)密钥数据流;(c)异或编码结果

Fig. 14 Optical data container and XOR encoding^[89]. (a) Plaintext coding result; (b) key bit stream; (c) XOR encoding result

另外,单像素成像系统还可以被用于光学图像隐藏。Chen 等^[91]使用多组照明图案分别对物体和标记图像进行单像素信号采集。多组照明图案相对应的每张图案按照比例进行混合,得到新的照明图案组,同时将采集得到的多组单像素信号嵌入到寄主图像中。在解码的过程中,需要通过密钥分别从寄主图像和照明图案组中分离出原始的单像素信号和照明图案,然后才能通过单像素成像重建出物体图像和标记图像。因为未授权用户较难察觉到隐藏在寄主图像中的标记图案且使用了多重加密,所以整个加密系统具有较高的安全性。类似的还有 Wang 等^[92]提出的另一种图像隐藏加密方式,如图 15 所示,首先利用单像素系统对水印图案进行采

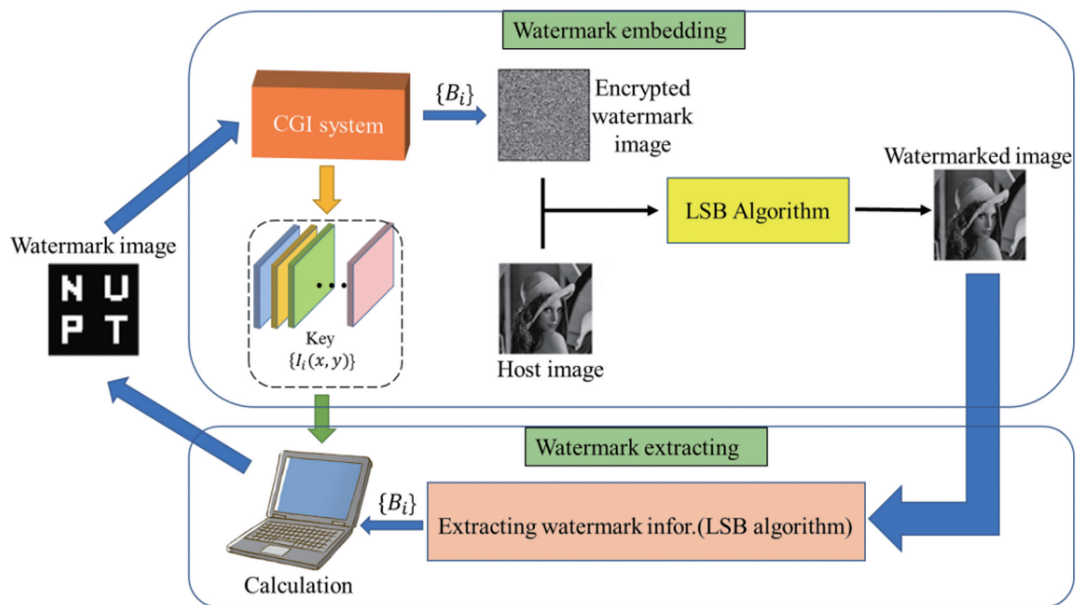


图 15 水印图像加密^[92]

Fig. 15 Watermark image encryption^[92]

集,得到十进制一维单像素信号,然后将其转换为浮点二进制图像,使用相关嵌入算法将浮点图像嵌入到寄主图像中,嵌入后的结果作为明文进行传输。成像过程中,使用随机散斑图作为密钥,因为密文隐藏在寄主图像中较难被攻击或者察觉,而且嵌入算法可作为第二密钥,从而整个加密系统的安全性得到了提升。还有 Chen^[93]使用的图像加密方法,与上一方法不同的是,他将单像素信号隐藏在了另外的单像素信号中,并且照明图案、空间调制器位置和嵌入位置都作为密钥,可以实现多重加密,大大地提高了系统的安全性。Zhang 等^[94]使用了一种广义相位检索算法,该算法将秘密图形压缩到单像素成像的照明图案中,然后在单像素系统中将该照明图

案投影到寄主图像,从而将加密信息嵌入到寄主图像。解密时使用正确的密钥构建不定方程集,然后使用凸优化算法重建秘密图像,由于使用了压缩感知技术,明文图像得到了很好的保持。本课题组在之前的工作中^[95]尝试使用了可视加密,如图 16 所示,事先将秘密图像分解编码到两个二维码图案中,然后通过单像素系统,使用两组相同的照明图案序列照射两个二维码,最后只使用一个探测器获得一组单像素信号序列。重建图像是两个图案虚拟叠加的结果,隐藏信息数字 1 可以显现出来。当只对单个二维码进行成像时,这种可视加密方案就不能获得任何隐藏图像的信息,提高了系统的安全性,而且不容易引起攻击者的注意。

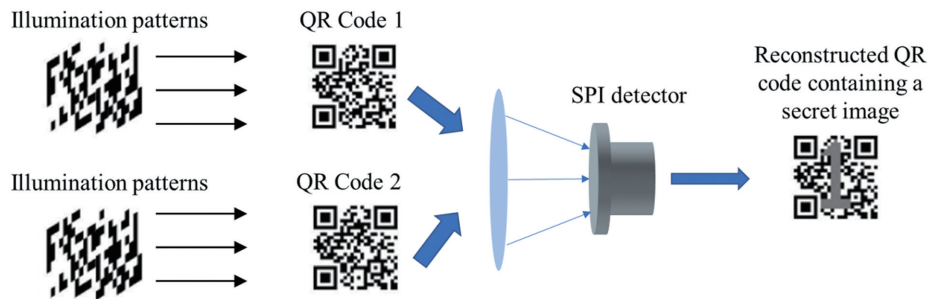


图 16 单像素可视图像加密系统^[95]

Fig. 16 Single-pixel visual cryptography system^[95]

因为单像素加密系统所获取的结果为压缩的一维信号,相比于其他光学加密系统的复杂二维矩阵,更利于信息的传输。且图像的间接重建使得该系统更容易应用到光学加密中,在将照明图案作为密钥的基础上,可以使用如距离、可逆矩阵等变量作为其他密钥增加系统的安全性,同时其他加密或者隐藏策略也很容易穿插到单像素成像过程中以进一步提升加密系统的安全性。另外,随着单像素成像的发展,单像素加密系统在实际中更容易操作,这些优势都促进了单像素系统在光学加密中的应用。

2.6 基于单像素成像的边缘检测算法

边缘检测是对透过率或反射率发生剧烈变化的物体边缘进行检测,广泛应用于目标检测、地球观测和安全检测^[96-97]领域中。随着单像素成像在各种检测领域应用的出现及其独特的特点,研究者们提出了基于单像素成像的边缘检测算法。Liu 等^[98-99]在单像素成像系统中使用两个随机光场图像 $A(x)$ 和 $B(x)$,其关系为

$$B(x_i) = A(x_{i-1}), \quad (8)$$

式中: x_i 为图像上某点的像素位置。结合单像素重建公式,可得

$$y_a - y_b = \sum_{x_i} [A(x_i)T(x_i) - A(x_{i-1})T(x_i)] = \sum_{x_i} A(x_i)[T(x_i) - T(x_{i+1})] = \sum_{x_i} A(x_i) \nabla T(x_i), \quad (9)$$

式中: $T(x_i)$ 为物体图像,通过两个随机光场序列可以得到单像素强度值序列 y_a 和 y_b ,将这两个单像素强度序列相减,可得 Δy 。观察(9)式可以发现, Δy 恰好为目标图像的梯度图 $\nabla T(x_i)$ 对应的单像素信号,因此利用 Δy 和照明图像 $A(x)$ 可以直接重建出物体的梯度图,且相比于传统的单像素成像方法,此方法重建的图像有更高的信噪比。Mao 等^[100]提出了移动散斑鬼成像(SSGI)算法,令原始散斑图朝 8 个方向移动,得到 8 张移动散斑图。9 张散斑图构成一组,经过数字投影仪投向物体,由单像素传感器获取 9 个单像素信号。将 Sobel 算子用于单像素信号,可以直接得到水平和垂直方向的梯度图,该算法可以实现任意方向的边缘检测。Yuan 等^[101]采用 Prewitt 算子生成结构光图案对 $I_r^H(x, y)$ 和 $I_r^V(x, y)$,利用两个纯相位掩模得到照明图案的梯度图像。Chen 等^[102-103]使用 Kirsch 算子生成照明图案。

$$\begin{aligned}
 S_K(x, y) &= S_K^1(x_{i+1}, y_{i+1}) = S_K^2(x_i, y_{i+1}) = \\
 &= S_K^3(x_{i-1}, y_{i+1}) = S_K^4(x_i, y_{i+1}) = \\
 &= S_K^5(x_{i-1}, y_i) = S_K^6(x_{i+1}, y_{i+1}) = \\
 &= S_K^7(x_i, y_{i-1}) = S_K^8(x_{i-1}, y_{i-1}), \quad (10)
 \end{aligned}$$

式中： S_K^m 表示第 m 次移动投影图案组， $m = 1, 2, \dots, 8$ 。除了使用边缘检测算子外，Ren 等^[104]提出了基于频域的单像素成像检测方案。首先得到未知物体的频率，然后通过计算得到 x 和 y 方向边缘的频谱，最后通过傅里叶逆变换得到边缘图像，测量结果如图 17 所示。

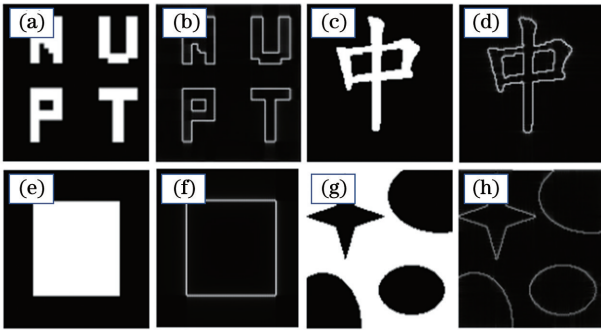


图 17 基于单像素成像的频域边缘检测结果^[104]。

(a)(c)(e)(g)原图；(b)(d)(f)(h)边缘检测结果

Fig. 17 Edge detection results in the frequency domain based on single-pixel imaging^[104]. (a) (c) (e) (g) Original images; (b)(d)(f)(h) edge detection results

基于单像素成像的边缘检测算法与传统方法类似，不同点在于将边缘检测算子应用到照明图案中，然后对单像素成像获取的一维信号进行处理，可直接得到目标图像的梯度图，避免了先重建再边缘检测的繁琐步骤。除了所提的边缘检测算法外，其他基于二维图像的边缘检测算法也可以应用到单像素成像中。使用单像素成像进行边缘检测可以继承单像素成像的优点，能较好地减弱散射介质对成像的影响，在某些应用如地球观测和安全检测中可以发挥独特的优势。然而采用该类方法进行边缘检测时会大幅度增加投影照明图案的次数，使得采集时间过长，时效性差，在未来的发展中有必要寻找一种更简易的方案来提高重建效率。

2.7 单像素成像系统照明图案优化

在单像素成像系统中，目前使用的随机照明图案和正交变换照明图案如哈达玛图像、傅里叶图像、余弦图像，都需要大量次数照射才能恢复出清晰的目标图案。如何优化照明图案，使得在尽量少的照明次数下恢复出高质量的物体图像成为了学者们研

究的一个方向。Yamazaki 等^[105]设计了一种低空间频率掩模(LSFMs)，如图 18 所示，该掩模通过增强像素在时域空间的波动来提高图像的重建质量。王凯等^[106]通过遗传算法对空间光调制器的像素阵列排布方式进行优化，从而抑制图像的周期性。闫国庆等^[107]结合矩阵正交性和正弦散斑特性优化散斑矩阵。蔡宏吉等^[108]叠加不同尺寸的散斑图作为照明图案。这些方法都可以提高重建图像的信噪比。此外，根据被测物体的特征来设计照明图案也是一种可行方式，如 Hu 等^[109]在稀疏重建中，通过稀疏矩阵对目标图像进行稀疏表达，之后使用 K-SVD 算法对训练样本集组成的字典进行学习，得到稀疏基 Ψ ，最后采用最小化互相一致性公式来得到采样矩阵，这种方法可以根据被测物体的特征自适应地优化照明图案，如图 19(a)所示。本课题组^[110]也采取了类似的方案，首先将某类图片转换为行向量并组成矩阵，并求取矩阵每列的平均值，将其构成行向量 A 来对特征进行降维。之后通过主成分分析(PCA)算法或奇异值分解法从预先给定的图像字典中提取公共的图像特征，自适应地为每个不同的目标图案设计优化的照明图案，如图 19(b)所示。

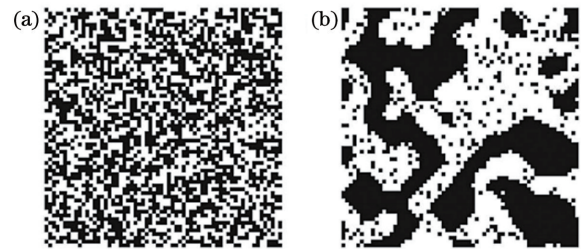


图 18 空间低频掩模^[105]。(a)传统随机掩模；(b)空间低频掩模

Fig. 18 Masks with low spatial frequency^[105]. (a) Conventional random mask; (b) masks with low spatial frequency

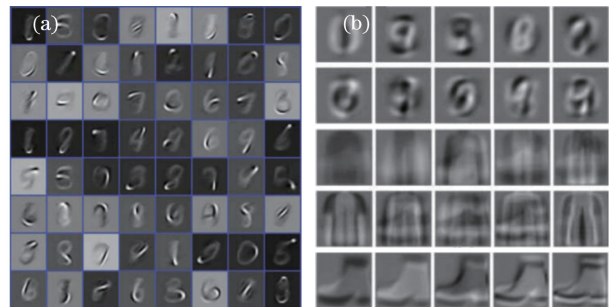


图 19 照明图案自适应。(a)使用 K-SVD 算法^[109]；(b)使用 PCA 算法^[110]

Fig. 19 Illumination pattern adaptive. (a) Using K-SVD algorithm^[109]; (b) using PCA algorithm^[110]

该方法优化的照明图案在相同的采样率下的重建质量要优于傅里叶单像素成像和哈达玛单像素成像。

除了改变照明图案外,改变照明图案顺序也是一种常用的手段,例如在哈达玛变换基底照射图案中就存在频率排序、沃尔什排序、随机排序等不同的排序方式,在实际应用中可以针对不同的应用场景选取合适的照明次序来提高重建的质量^[111]。Bian 等^[112]根据目标的空间频率特性选取合适的频率波段,利用傅里叶单像素成像,在选取的频率波段内进行信号采集,从而大大减少了照明图案次数,加快了成像过程。Yu 等^[113-114]针对哈达玛照明图案,提出基于总变分法和小波分解系数法的排序方案,在采样率仅为 5% 的条件下就能得到有较高信噪比的图像。Yuan 等^[115]针对傅里叶单像素成像,通过训练图像的平均光谱和记录的单像素强度值,动态优化照明图案的顺序,以此来提高图像的重建质量。总变分法的表达式为

$$T_{TV,i} = \sum \sqrt{(h_i \mathbf{D}_x)^2 + (h_i \mathbf{D}_y)^2}, \quad (11)$$

式中: \mathbf{D}_x 和 \mathbf{D}_y 分别为 x 方向和 y 方向的离散变化算子,是由元素为 0, -1, 1 构成的 $N \times N$ 大小的离散对角矩阵; h_i 为正交哈达玛矩阵的第 i 行元素; $T_{TV,i}$ 为两个方向变化的和。按照 $T_{TV,i}$ 的大小对哈达玛变换基底图案进行排序。

小波分解系数法的表达式为

$$T_{WL,i} = \sum_1^n \sum_1^n (\mathbf{w}\mathbf{w} \cdot \mathbf{M}_i \cdot \mathbf{w}\mathbf{w}'), \quad (12)$$

式中: $\mathbf{w}\mathbf{w}$ 为小波变换矩阵; \mathbf{M}_i 为 $N \times N$ 大小的正交哈达玛矩阵第 i 行转变来的 $n \times n$ 大小的矩阵; n 是图像的尺寸; $T_{WL,i}$ 是小波参数的和。根据 $T_{WL,i}$ 的大小完成哈达玛变换基底图案的排序。

无论是优化照明图案还是改变照明图案顺序,都强调要自适应目标图案特征,即根据物体的特点来动态选取合适的照明图案。从算法的角度来讲,通过优化照明图案来增强单像素信号的波动或者增强物体图案与照明图案的关联性,目标图案与照明图案对应像素的联系更加紧密。针对某类目标图片优化后的照明图案,获取的单像素信号浮动更大,从而可以增大重建图像的信噪比,提升图像的重建质量。而改变照明图案顺序的方式,则是根据图片的频率域特性或者其他特性,选取合适的处于频域波段的傅里叶条纹图像或者其他基底图像,从而在有限的照明次数下恢复出更多的图像信息。总之,照明图案优化的目的是通过某种手段增强照明图案和物体图像之间的联系,使得可以使用更少的照明图案重建出更高质量的图像。

2.8 低采样率下提高图像质量

单像素成像的成像速度较慢始终是一个巨大的研究挑战。传统的单像素成像算法为了加快成像速度往往要压缩采集信号的次数,但这会使图像的重建质量变差。近年来有不少学者开始研究在低采样率的前提下提升图像重建质量的智能算法。传统的方法有陈熠等^[116]提出的基于邻域相似度的压缩感知鬼成像方法,该方法利用邻域相似度辩证自然图像的空间相似性,以此来提高低采样率条件下的成像质量。除了传统方法外,更为主流的方法还是深度神经网络。2017 年, Lyu 等^[117]提出了一种基于深度学习的单像素成像方法,所使用的深度学习网络结构如图 20 所示。在训练过程中,将单像素成像得到的模糊图像与原清晰图像对应作为网络的输入和输出,网络由 2 个映射层(完成向量和图像的互相

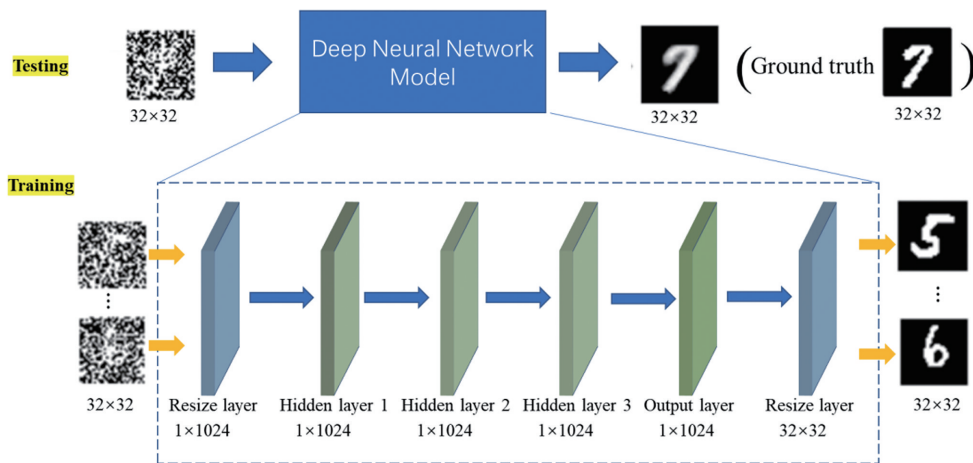


图 20 基于深度神经网络的单像素成像网络框架^[117]

Fig. 20 Single-pixel imaging network frame based on deep neural networks^[117]

转换)、3 个隐含层和 1 个输出层组成,在经过大量的数据训练后,可以在较低采样率的情况下重建出清晰的图像,且在相同的条件下其重建质量要明显优于传统方法和压缩感知方法。类似的工作还有 Shimobaba 等^[118]使用的 U-Net 结构、Zhai 等^[119]使用的深度字典学习、He 等^[120-121]使用的卷积神经网络,它们都可以实现对低采样率下获取的包含较多噪声的模糊图像进行质量增强和信噪

比提升。另外,Rizvi 等^[122]在后续的工作中提出了一种基于深度卷积自编码网络的傅里叶单像素成像,如图 21 所示,网络由两个阶段组成,下层阶段(E1-E2-D2-D1)是一个去噪自动编码器,用于抑制振铃伪影和图像噪声,而上层阶段(F1-F2-F3)用来保留更多的图像细节。通过这两个阶段,可以实现去噪的同时保留更多的图像细节,使得图像更加清晰。

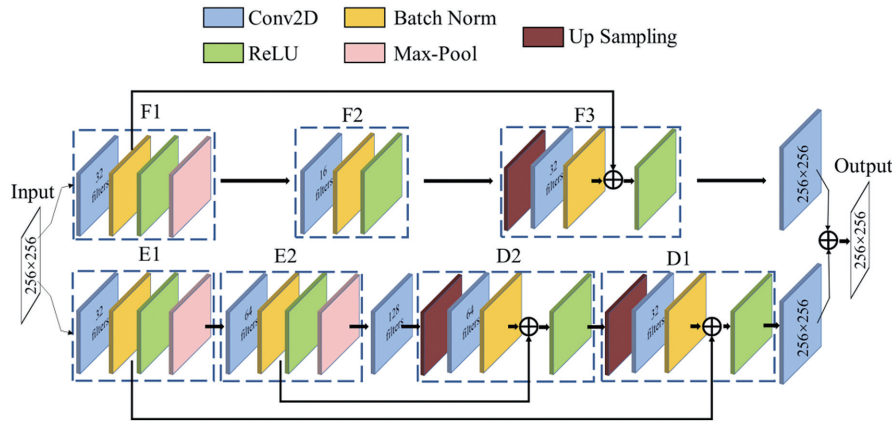


图 21 深度卷积自适应网络结构^[122]

Fig. 21 Deep convolutional adaptive network structure^[122]

在单像素成像中,传统的方法在低采样率的条件下因为获取的信息不足,重建的图像都较为模糊。现有的提升低采样率下图像质量的方法多为以模糊图像作为输入的训练深度神经网络,它与传统相机成像方式下深度学习去噪方法相同。基于深度神经网络的图像去噪方法已经取得了巨大的成功,在以后的工作中也可以将传统相机成像框架下的图像去噪方法用于单像素成像领域中,在未来的发展中也可以将该过程与图像盲重建结合,实现端到端清晰图像重建。

3 总 结

单像素成像作为一种新型的成像技术,通过照明图案与目标图像的关联性将二维的图片矩阵压缩为一维的向量,借助关联算法、压缩感知算法等并结合照明图案,可以从一维向量中反向恢复目标物体图像。这种独特的成像框架使得单像素成像具有较高的抗干扰能力,逐渐在成像领域得到推广,众多基于单像素成像的图像处理算法也逐渐涌现出来。如在图像分类识别任务中,根据单像素成像得到的一维光强信号所包含的物体的高维度特征信息,直接从一维信号中实现对物体的分类识别,不需要完整图像重建。

单像素成像一个最重要的挑战是需要投影照射次数多,成像时间长。针对具体的应用场景,出现了多种的算法来缓解这一问题带来的影响。例如,通过对照明图案进行运动补偿,实现在动态场景中的高质量单像素成像,从而解决单像素成像时间长导致移动物体成像模糊的问题;基于深度学习或者机器学习的方法,从一维光强信号中直接重建图像的端到端盲重建算法,将它们用于照明图案较难获取的应用场景中;通过优化照明图案来提高图像重建质量,或者为了加快采集速度,使用深度学习算法提升低采样率下图像的重建质量。

目前主流的单像素成像图像处理算法主要考虑光强度这一个维度,而随着单像素成像与全息成像、多光谱成像、偏振成像等其他成像方式融合,今后的图像处理算法将更多考虑光场的相位、空间、频率、偏振等更多不同的维度,从而将单像素成像从一维扩展到多维。另一方面,在图像视觉和深度学习研究领域,新的概念和方法不断涌现,比如 Transformer 模型、自动机器学习、小样本学习、对抗样本等,今后单像素成像有待与更多计算机领域的最新模型结合。此外,单像素成像有逐步从实验室研究向实际应用中推广的趋势,包括单像素激光雷达、单像素红外成像仪、单像素 X 光扫描机等产

品。在实际应用中,单像素成像将面临比实验室更复杂的图像场景和更多的干扰因素,但现有的单像素成像算法在面临这些问题时仍显得较为脆弱,未来将进一步结合应用场景提出适应性更强的各种图像处理算法,加快单像素成像在实际应用中的推广。

单像素成像具有高信噪比、宽频谱范围、低成本、对光散射的鲁棒性高等特点,可以在众多应用中发挥独特作用。但作为一种新型的成像技术,单像素成像发展历程较短,包括图像处理算法在内的很多方面还需要改进和提升。目前,单像素成像作为一个热点研究领域正处在技术发展的关键时期,相关的图像处理算法研究具有重要的价值,未来将会迎接更多的机遇与挑战。

参 考 文 献

- [1] Pittman T B, Shih Y H, Strekalov D V, et al. Optical imaging by means of two-photon quantum entanglement[J]. *Physical Review A*, 1995, 52(5): R3429.
- [2] Bennink R S, Bentley S J, Boyd R W, et al. "Two-photon" coincidence imaging with a classical source [J]. *Physical Review Letters*, 2002, 89 (11): 113601.
- [3] Cheng J, Han S S. Incoherent coincidence imaging and its applicability in X-ray diffraction[J]. *Physical Review Letters*, 2004, 92(9): 093903.
- [4] Cao D Z, Xiong J, Wang K G, et al. Geometrical optics in correlated imaging systems [J]. *Physical Review A*, 2005, 71: 013801.
- [5] Scarcelli G, Berardi V, Shih Y, et al. Phase-conjugate mirror via two-photon thermal light imaging[J]. *Applied Physics Letters*, 2006, 88(6): 061106.
- [6] Basano L, Ottonello P. Experiment in lensless ghost imaging with thermal light [J]. *Applied Physics Letters*, 2006, 89(9): 091109.
- [7] Zhang D, Zhai Y H, Wu L G, et al. Correlated two-photon imaging with true thermal light [J]. *Optics Letters*, 2005, 30(18): 2354-2356.
- [8] Zhai Y H, Chen X H, Zhang D, et al. Two-photon interference with true thermal light [J]. *Physical Review A*, 2005, 72(4): 043805.
- [9] Chen X H, Liu Q, Luo K H, et al. Lensless ghost imaging with true thermal light[J]. *Optics Letters*, 2009, 34(5): 695-697.
- [10] Meyers R, Deacon K S, Shih Y, et al. Ghost-imaging experiment by measuring reflected photons [J]. *Physical Review A*, 2008, 77(4): 041801.
- [11] Valencia A, Scarcelli G, D'Angelo M, et al. Two-photon imaging with thermal light [J]. *Physical Review Letters*, 2005, 94(6): 063601.
- [12] Shapiro J H. Computational ghost imaging [J]. *Physical Review A*, 2008, 78(6): 061802.
- [13] Erkmen B I, Shapiro J H. Ghost imaging: from quantum to classical to computational[J]. *Advances in Optics and Photonics*, 2010, 2(4): 405-450.
- [14] Sun B, Edgar M P, Bowman R, et al. 3D computational imaging with single-pixel detectors[J]. *Science*, 2013, 340(6134): 844-847.
- [15] Duarte M F, Davenport M A, Takhar D, et al. Single-pixel imaging via compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 83-91.
- [16] Edgar M P, Gibson G M, Padgett M J, et al. Principles and prospects for single-pixel imaging[J]. *Nature Photonics*, 2019, 13(1): 13-20.
- [17] Balaguer E S, Carmona P L, Chabert C, et al. Low-cost single-pixel 3D imaging by using an LED array [J]. *Optics Express*, 2018, 26(12): 15623-15631.
- [18] Zhang Z, Ma X, Zhong J, et al. Single-pixel imaging by means of Fourier spectrum acquisition[J]. *Nature Communications*, 2015, 6: 6225.
- [19] Chan W L, Charan K, Takhar D, et al. A single-pixel terahertz imaging system based on compressed sensing[J]. *Applied Physics Letters*, 2008, 93(12): 121105.
- [20] Yan H Y, Zhao C Q, Xu W D, et al. Terahertz ghost imaging based on imaging-transformation measurement matrices [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(12): 1214001.
严海月, 赵成强, 徐文东, 等. 基于成像变换测量矩阵的太赫兹关联成像[J]. *中国激光*, 2019, 46(12): 1214001.
- [21] Yan Y Q, Zhao C Q, Xu W D, et al. Research on the terahertz active ghost imaging technology [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(8): 0814001.
闫昱琪, 赵成强, 徐文东, 等. 太赫兹主动关联成像技术研究[J]. *中国激光*, 2018, 45(8): 0814001.
- [22] Erkmen B I. Computational ghost imaging for remote sensing[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2012, 29(5): 782-789.
- [23] Sun M J, Edgar M P, Gibson G M, et al. Single-pixel three-dimensional imaging with time-based depth resolution[J]. *Nature Communications*, 2016, 7: 12010.
- [24] Zhang Z B, Liu S J, Peng J Z, et al. Simultaneous spatial, spectral, and 3D compressive imaging via efficient Fourier single-pixel measurements [J]. *Optica*, 2018, 5(3): 315-319.
- [25] Sun M J, Zhang J M. Single-pixel imaging and its

- application in three-dimensional reconstruction: a brief review[J]. *Sensors*, 2019, 19(3): 732.
- [26] Radwell N, Mitchell K J, Gibson G M, et al. Single-pixel infrared and visible microscope [J]. *Optica*, 2014, 1(5): 285-289.
- [27] Aspden R S, Gemmell N R, Morris P A, et al. Photon-sparse microscopy: visible light imaging using infrared illumination[J]. *Optica*, 2015, 2(12): 1049-1052.
- [28] Tajahuerce E, Durán V, Clemente P, et al. Image transmission through dynamic scattering media by single-pixel photodetection [J]. *Optics Express*, 2014, 22(14): 16945-16955.
- [29] Bian L H, Suo J L, Situ G H, et al. Multispectral imaging using a single bucket detector[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 24752.
- [30] Pelliccia D, Rack A, Scheel M, et al. Erratum: experimental X-ray ghost imaging [J]. *Physical Review Letters*, 2016, 117(21): 219902.
- [31] Zhao C Q, Gong W L, Chen M L, et al. Ghost imaging lidar via sparsity constraints [J]. *Applied Physics Letters*, 2012, 101(14): 141123.
- [32] Gong W, Zhao C, Yu H, et al. Three-dimensional ghost imaging lidar via sparsity constraint [J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 26133.
- [33] Wang J R, Shan Z Y, Zhang Y, et al. Methodology analysis on stochastic radiation field of radar correlated imaging[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(8): 0811004.
王靖茹, 山卓玉, 张勇, 等. 构造雷达关联成像随机辐射场的方法分析[J]. *光学学报*, 2017, 37(8): 0811004.
- [34] Gibson G M, Sun B Q, Edgar M P, et al. Real-time imaging of methane gas leaks using a single-pixel camera [J]. *Optics Express*, 2017, 25(4): 2998-3005.
- [35] Candès E J, Romberg J K, Tao T, et al. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, 59(8): 1207-1223.
- [36] Donoho D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [37] Wakin M B, Laska J N, Duarte M F, et al. An architecture for compressive imaging [C] // 2006 International Conference on Image Processing, October 8-11, 2006, Atlanta, GA, USA. New York: IEEE Press, 2006: 1273-1276.
- [38] Candès E J, Tao T. Near-optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies? [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(12): 5406-5425.
- [39] Katz O, Bromberg Y, Silberberg Y, et al. Compressive ghost imaging [J]. *Applied Physics Letters*, 2009, 95(13): 131110.
- [40] Lu M H, Shen X, Han S S, et al. Ghost imaging via compressive sampling based on digital micromirror device [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(7): 0711002.
陆明海, 沈夏, 韩申生, 等. 基于数字微镜器件的压缩感知关联成像研究[J]. *光学学报*, 2011, 31(7): 0711002.
- [41] Zhang Z B, Wang X Y, Zheng G A, et al. Fast Fourier single-pixel imaging via binary illumination [J]. *Scientific Reports*, 2017, 7(1): 12029.
- [42] Clemente P, Durán V, Tajahuerce E, et al. Compressive holography with a single-pixel detector [J]. *Optics Letters*, 2013, 38(14): 2524-2527.
- [43] Liu B L, Yang Z H, Liu X, et al. Coloured computational imaging with single-pixel detectors based on a 2D discrete cosine transform[J]. *Journal of Modern Optics*, 2017, 64(3): 259-264.
- [44] Mallat S. An approximation tour [M] // Mallat S. A wavelet tour of signal processing. Amsterdam: Elsevier, 1999: 376-433.
- [45] Alemohammad M, Stroud J R, Bosworth B T, et al. High-speed all-optical Haar wavelet transform for real-time image compression [J]. *Optics Express*, 2017, 25(9): 9802-9811.
- [46] Carmona P L, Traver V J, Sánchez J S, et al. Online reconstruction-free single-pixel image classification [J]. *Image and Vision Computing*, 2019, 86: 28-37.
- [47] Kulkarni K, Turaga P. Reconstruction-free action inference from compressive imagers [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(4): 772-784.
- [48] Davenport M A, Duarte M F, Wakin M B, et al. The smashed filter for compressive classification and target recognition [J]. *Proceedings of the SPIE*, 2007, 6498: 64980H.
- [49] Calderbank R, Jafarpour S, Schapire R, et al. Compressed learning: universal sparse dimensionality reduction and learning in the measurement domain [EB/OL]. [2021-01-28]. <https://www.ixueshu.com/document/3226e8de8574caab318947a18e7f9386.html>.
- [50] Li C, Cheng Y, Bi S, et al. Learning object recognition based on compressive sampling [C] // 2017 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), December 5-8, 2017, Parisian. New York: IEEE Press, 2017: 2663-2668.
- [51] Lohit S, Kulkarni K, Turaga P, et al.

- Reconstruction-free inference on compressive measurements [C] // 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 16-24.
- [52] Chen H C, Shi J H, Liu X L, et al. Single-pixel non-imaging object recognition by means of Fourier spectrum acquisition [J]. *Optics Communications*, 2018, 413: 269-275.
- [53] Li Z P, Lei M, Liu Q, et al. Lensless compressive sensing with annulus-sector-shaped pixel geometry in the photon-starved environment [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2020, 134: 106232.
- [54] Zhu Y, Shi J H, Wu X Y, et al. Photon-limited non-imaging object detection and classification based on single-pixel imaging system [J]. *Applied Physics B*, 2020, 126(1): 1-8.
- [55] He X, Zhao S, Wang L, et al. Ghost handwritten digit recognition based on deep learning [EB/OL]. (2020-04-28) [2021-01-28]. <https://arxiv.org/abs/2004.02068>.
- [56] Jiao S M, Feng J, Gao Y, et al. Optical machine learning with incoherent light and a single-pixel detector [J]. *Optics Letters*, 2019, 44(21): 5186-5189.
- [57] Limbacher B, Schoenhuber S, Wenclawiak M, et al. Terahertz optical machine learning for object recognition [J]. *APL Photonics*, 2020, 5(12): 126103.
- [58] Bu T, Kumar S, Zhang H, et al. Single-pixel pattern recognition with coherent nonlinear optics [J]. *Optics Letters*, 2020, 45(24): 6771-6774.
- [59] Lohit S, Kulkarni K, Turaga P, et al. Direct inference on compressive measurements using convolutional neural networks [C] // 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), September 25-28, 2016, Phoenix, AZ, USA. New York: IEEE Press, 2016: 1913-1917.
- [60] Adler A, Elad M, Zibulevsky M, et al. Compressed learning: a deep neural network approach [EB/OL]. (2016-10-30) [2021-1-28]. <https://arxiv.org/abs/1610.09615>.
- [61] Zhang Z B, Li X, Zheng S J, et al. Image-free classification of fast-moving objects using "learned" structured illumination and single-pixel detection [J]. *Optics Express*, 2020, 28(9): 13269-13278.
- [62] Fu H, Bian L H, Zhang J, et al. Single-pixel sensing with optimal binarized modulation [J]. *Optics Letters*, 2020, 45(11): 3111-3114.
- [63] Jiao S M, Sun M J, Gao Y, et al. Motion estimation and quality enhancement for a single image in dynamic single-pixel imaging [J]. *Optics Express*, 2019, 27(9): 12841-12854.
- [64] Sun S, Lin H Z, Xu Y K, et al. Tracking and imaging of moving objects with temporal intensity difference correlation [J]. *Optics Express*, 2019, 27(20): 27851-27861.
- [65] Zhang C, Gong W L, Han S S, et al. Improving imaging resolution of shaking targets by Fourier-transform ghost diffraction [J]. *Applied Physics Letters*, 2013, 102(2): 021111.
- [66] Li E R, Bo Z W, Chen M L, et al. Ghost imaging of a moving target with an unknown constant speed [J]. *Applied Physics Letters*, 2014, 104(25): 251120.
- [67] Zhang C, Gong W L, Han S S, et al. Ghost imaging for moving targets and its application in remote sensing [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2012, 39(12): 1214003.
张聪, 龚文林, 韩申生, 等. 运动目标强度关联成像及其在遥感探测中的应用 [J]. *中国激光*, 2012, 39(12): 1214003.
- [68] Li X H, Deng C J, Chen M L, et al. Ghost imaging for an axially moving target with an unknown constant speed [J]. *Photonics Research*, 2015, 3(4): 153-157.
- [69] Jiang W J, Li X Y, Peng X L, et al. Imaging high-speed moving targets with a single-pixel detector [J]. *Optics Express*, 2020, 28(6): 7889-7897.
- [70] Sun S, Gu J H, Lin H Z, et al. Gradual ghost imaging of moving objects by tracking based on cross correlation [J]. *Optics Letters*, 2019, 44(22): 5594-5597.
- [71] Yang D Y, Chang C, Wu G H, et al. Compressive ghost imaging of the moving object using the low-order moments [J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(21): 7941.
- [72] Huang X W, Nan S Q, Tan W, et al. Ghost imaging for detecting trembling with random temporal changing [J]. *Optics Letters*, 2020, 45(6): 1354-1357.
- [73] Wang F, Wang H, Wang H C, et al. Learning from simulation: an end-to-end deep-learning approach for computational ghost imaging [J]. *Optics Express*, 2019, 27(18): 25560-25572.
- [74] Wu H, Wang R Z, Zhao G P, et al. Sub-Nyquist computational ghost imaging with deep learning [J]. *Optics Express*, 2020, 28(3): 3846-3853.
- [75] Wu H, Wang R Z, Zhao G P, et al. Deep-learning denoising computational ghost imaging [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2020, 134: 106183.
- [76] Jiao S M, Gao Y, Feng J, et al. Does deep learning always outperform simple linear regression in optical

- imaging? [J]. *Optics Express*, 2020, 28(3): 3717-3731.
- [77] Clemente P, Durán V, Company V T, et al. Optical encryption based on computational ghost imaging [J]. *Optics Letters*, 2010, 35(14): 2391-2393.
- [78] Tanha M, Kheradmand R, Kandjani S A, et al. Gray-scale and color optical encryption based on computational ghost imaging [J]. *Applied Physics Letters*, 2012, 101(10): 101108.
- [79] Pan Z L, Zhang L H. Optical cryptography-based temporal ghost imaging with chaotic laser [J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2017, 29(16): 1289-1292.
- [80] Jiao S M, Lei T, Gao Y, et al. Known-plaintext attack and ciphertext-only attack for encrypted single-pixel imaging [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 119557-119565.
- [81] Yuan S, Wang L J, Liu X M, et al. Forgery attack on optical encryption based on computational ghost imaging [J]. *Optics Letters*, 2020, 45(14): 3917-3920.
- [82] Chen W, Chen X D. Ghost imaging using labyrinth-like phase modulation patterns for high-efficiency and high-security optical encryption [J]. *Europhysics Letters*, 2015, 109(1): 14001.
- [83] Sui L S, Du C, Xu M J, et al. Information encryption based on the customized data container under the framework of computational ghost imaging [J]. *Optics Express*, 2019, 27(12): 16493-16506.
- [84] Kong L J, Li Y N, Qian S X, et al. Encryption of ghost imaging [J]. *Physical Review A*, 2013, 88: 013852.
- [85] Cao F, Zhao S M. Optical encryption scheme with double secret keys based on computational ghost imaging [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(1): 0111001.
曹非, 赵生妹. 基于计算鬼成像的双密钥光学加密方案 [J]. *光学学报*, 2017, 37(1): 0111001.
- [86] Chen W, Chen X D. Ghost imaging for three-dimensional optical security [J]. *Applied Physics Letters*, 2013, 103(22): 221106.
- [87] Yuan S, Yao J B, Liu X M, et al. Cryptanalysis and security enhancement of optical cryptography based on computational ghost imaging [J]. *Optics Communications*, 2016, 365: 180-185.
- [88] Zhao S M, Wang L, Liang W Q, et al. High performance optical encryption based on computational ghost imaging with QR code and compressive sensing technique [J]. *Optics Communications*, 2015, 353: 90-95.
- [89] Qin Y, Zhang Y Y. Information encryption in ghost imaging with customized data container and XOR operation [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2017, 9(2): 1-8.
- [90] Kang Y, Zhang L H, Ye H L, et al. One-to-many optical information encryption transmission method based on temporal ghost imaging and code division multiple access [J]. *Photonics Research*, 2019, 7(12): 1370-1380.
- [91] Chen W, Chen X D. Marked ghost imaging [J]. *Applied Physics Letters*, 2014, 104(25): 251109.
- [92] Wang L, Zhao S M, Cheng W W, et al. Optical image hiding based on computational ghost imaging [J]. *Optics Communications*, 2016, 366: 314-320.
- [93] Chen W. Ghost identification based on single-pixel imaging in big data environment [J]. *Optics Express*, 2017, 25(14): 16509-16516.
- [94] Zhang C, He W, Han B, et al. Compressive optical steganography via single-pixel imaging [J]. *Optics Express*, 2019, 27(9): 13469-13478.
- [95] Jiao S M, Feng J, Gao Y, et al. Visual cryptography in single-pixel imaging [J]. *Optics Express*, 2020, 28(5): 7301-7313.
- [96] Kmiec M, Glowacz A. Object detection in security applications using dominant edge directions [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2015, 52: 72-79.
- [97] Li X F, Zhang S Q, Pan X, et al. Straight road edge detection from high-resolution remote sensing images based on the Ridgelet transform with the revised parallel-beam Radon transform [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(19): 5041-5059.
- [98] Liu X F, Yao X R, Lan R M, et al. Edge detection based on gradient ghost imaging [J]. *Optics Express*, 2015, 23(26): 33802-33811.
- [99] Wang Y, Liu Y, Suo J, et al. High speed computational ghost imaging via spatial sweeping [J]. *Scientific Reports*, 2017, 7: 45325.
- [100] Mao T Y, Chen Q, He W J, et al. Speckle-shifting ghost imaging [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2016, 8(4): 1-10.
- [101] Yuan S, Xiang D, Liu X M, et al. Edge detection based on computational ghost imaging with structured illuminations [J]. *Optics Communications*, 2018, 410: 350-355.
- [102] Chen Y, Li X X, Cheng Z D, et al. Multidirectional edge detection based on gradient ghost imaging [J]. *Optik*, 2020, 207: 163768.
- [103] Tao Y, Wang X X, Yang F B, et al. Edge detection based on high-pass filter ghost imaging [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(2): 021101.
陶勇, 王肖霞, 杨风暴, 等. 基于高通滤波鬼成像的

- 边缘检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(2): 021101.
- [104] Ren H D, Zhao S M, Gruska J, et al. Edge detection based on single-pixel imaging [J]. Optics Express, 2018, 26(5): 5501-5511.
- [105] Yamazaki Y, Nomura T. Computational ghost imaging with designed low spatial frequency masks [J]. Applied Optics, 2018, 57(31): 9375-9380.
- [106] Wang K, Li Q, Lin H Z, et al. Ghost imaging with spatial light modulator based on genetic algorithm [J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(2): 0227002.
王凯, 黎全, 林惠祖, 等. 基于遗传算法的空间光调制器鬼成像研究 [J]. 光学学报, 2016, 36(2): 0227002.
- [107] Yan G Q, Yang F B, Wang X X, et al. Computational ghost imaging based on orthogonal sinusoidal speckle [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(4): 041019.
闫国庆, 杨风暴, 王肖霞, 等. 基于正交化正弦散斑的计算鬼成像 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 041019.
- [108] Cai H J, Yao Z H, Gao C, et al. Reflection ghost imaging based on superimposed speckle-pattern [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(7): 071101.
蔡宏吉, 姚洽海, 高超, 等. 基于叠加散斑图的反射鬼成像 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(7): 071101.
- [109] Hu C Y, Tong Z S, Liu Z T, et al. Optimization of light fields in ghost imaging using dictionary learning [J]. Optics Express, 2019, 27(20): 28734-28749.
- [110] Feng J, Jiao S M, Gao Y, et al. Design of optimal illumination patterns in single-pixel imaging using image dictionaries [J]. IEEE Photonics Journal, 2020, 12(4): 1-9.
- [111] Vaz P G, Amaral D, Ferreira L F R, et al. Image quality of compressive single-pixel imaging using different Hadamard orderings [J]. Optics Express, 2020, 28(8): 11666-11681.
- [112] Bian L H, Suo J L, Hu X M, et al. Efficient single pixel imaging in Fourier space [J]. Journal of Optics, 2016, 18(8): 085704.
- [113] Yu X, Yang F, Gao B, et al. Deep compressive single pixel imaging by reordering Hadamard basis: a comparative study [J]. IEEE Access, 2020, 8: 55773-55784.
- [114] Yu X, Stantchev R I, Yang F, et al. Super sub-Nyquist single-pixel imaging by total variation ascending ordering of the Hadamard basis [J]. Scientific Reports, 2020, 10(1): 9338.
- [115] Yuan A Y, Feng J, Jiao S M, et al. Adaptive and dynamic ordering of illumination patterns with an image dictionary in single-pixel imaging [J]. Optics Communications, 2021, 481: 126527.
- [116] Chen Y, Fan X, Cheng Y B, et al. Compressive sensing ghost imaging based on neighbor similarity [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(7): 0711001.
陈熠, 樊祥, 程玉宝, 等. 基于邻域相似度的压缩感知鬼成像 [J]. 光学学报, 2018, 38(7): 0711001.
- [117] Lyu M, Wang W, Wang H, et al. Deep-learning-based ghost imaging [J]. Scientific Reports, 2017, 7(1): 17865.
- [118] Shimobaba T, Endo Y, Nishitsuji T, et al. Computational ghost imaging using deep learning [J]. Optics Communications, 2018, 413: 147-151.
- [119] Zhai X, Cheng Z D, Liang Z Y, et al. Computational ghost imaging via adaptive deep dictionary learning [J]. Applied Optics, 2019, 58(31): 8471-8478.
- [120] He Y C, Wang G, Dong G X, et al. Ghost imaging based on deep learning [J]. Scientific Reports, 2018, 8(1): 6469.
- [121] Rizvi S, Cao J, Zhang K Y, et al. Improving imaging quality of real-time Fourier single-pixel imaging via deep learning [J]. Sensors, 2019, 19(19): 4190.
- [122] Rizvi S, Cao J, Zhang K Y, et al. Deringing and denoising in extremely under-sampled Fourier single pixel imaging [J]. Optics Express, 2020, 28(5): 7360-7374.